下载APP

14 | 构建网络：一站式实现模型搭建与训练

2021-11-12 方远

《PyTorch深度学习实战》 课程介绍 >

讲述：方远

时长 15:37 大小 14.32M

你好，我是方远。

前面我们花了不少时间，既学习了数据部分的知识，还研究了模型的优化方法、损失函数以及卷积计算。你可能感觉这些知识还有些零零散散，但其实我们不知不觉中，已经拿下了模型训练的必学内容。

领资料

今天这节课，也是一个中期小练习，是我们检验自己学习效果的好时机。我会带你使用 PyTorch 构建和训练一个自己的模型。

具体我是这么安排的，首先讲解搭建网络必备的基础模块——nn.Module 模块，也就是如何自己构建一个网络，并且训练它，换句话说，就是搞清楚 VGG、Inception 那些网络是

怎么训练出来的。然后我们再看看如何借助 Torchvision 的模型作为预训练模型，来训练我们自己的模型。

构建自己的模型

让我们直接切入主题，使用 PyTorch，自己构建并训练一个线性回归模型，来拟合出训练集中的走势分布。

我们先随机生成训练集 X 与对应的标签 Y，具体代码如下：

复制代码

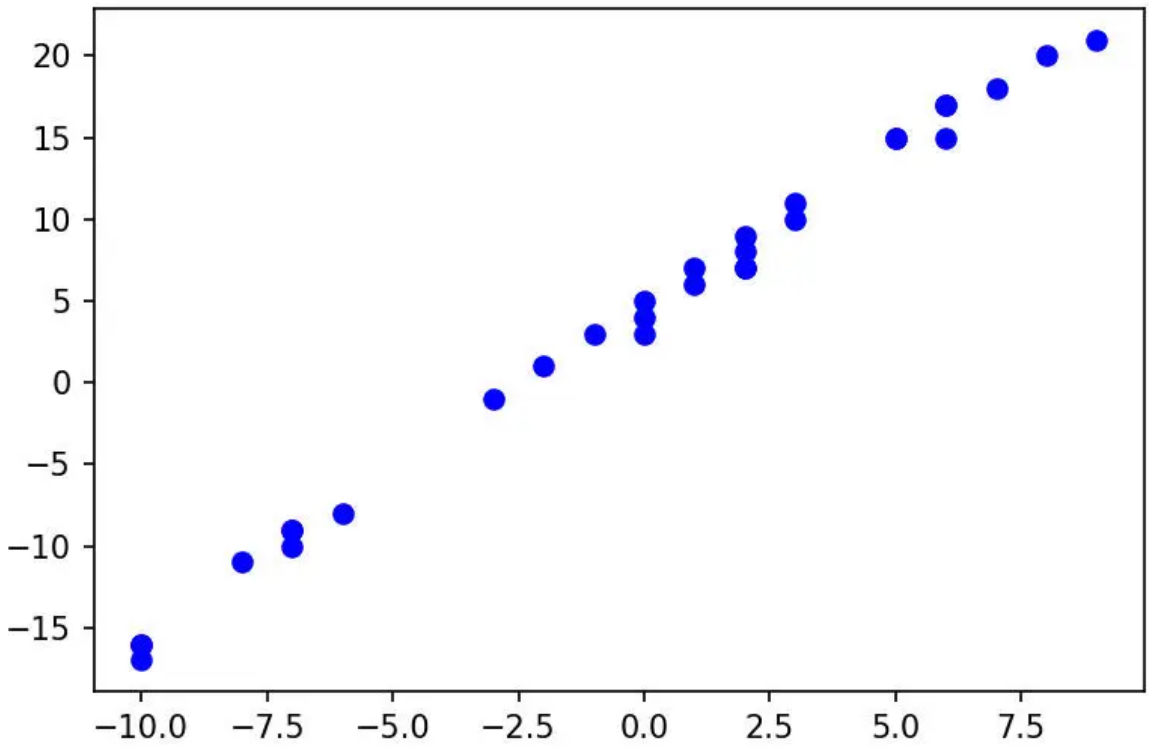
```
import numpy as np
import random
from matplotlib import pyplot as plt

w = 2
b = 3
xlim = [-10, 10]
x_train = np.random.randint(low=xlim[0], high=xlim[1], size=30)

y_train = [w * x + b + random.randint(0,2) for x in x_train]

plt.plot(x_train, y_train, 'bo')
```

上述代码中生成的数据，整理成散点图以后，如下图所示：



熟悉回归的同学应该知道，我们的回归模型为：$y = wx + b$。这里的 x 与 y，其实就对应上述代码中的 x_train 与 y_train，而 w 与 b 正是我们要学习的参数。

好，那么我们看看如何构建这个模型。我们还是先看代码，再具体讲解。

复制代码

```
import torch
from torch import nn

class LinearModel(nn.Module):
  def __init__(self):
    super().__init__()
    self.weight = nn.Parameter(torch.randn(1))
    self.bias = nn.Parameter(torch.randn(1))

  def forward(self, input):
    return (input * self.weight) + self.bias
```

通过上面这个线性回归模型的例子，我们可以引出构建网络时的重要几个知识点。

1.必须继承 nn.Module 类。

2.**重写 __init__() 方法**。通常来说要把有需要学习的参数的层放到构造函数中，例如，例子中的 weight 与 bias，还有我们之前学习的卷积层。我们在上述的 __init__() 中使用了 nn.Parameter()，它主要的作用就是作为 nn.Module 中可训练的参数使用。

3.**forward() 是必须重写的方法**。看函数名也可以知道，它是用来定义这个模型是如何计算输出的，也就是前向传播。对应到我们的例子，就是获得最终输出 y=weight * x+bias 的计算结果。对于一些不需要学习参数的层，一般来说可以放在这里。例如，BN 层，激活函数还有 Dropout。

nn.Module 模块

nn.Module 是所有神经网络模块的基类。当我们自己要设计一个网络结构的时候，就要继承该类。也就说，其实 Torchvison 中的那些模型，也都是通过继承 nn.Module 模块来构建网络模型的。

需要注意的是，**模块本身是 callable 的，当调用它的时候，就是执行 forward 函数，也就是前向传播**。

我们还是结合代码例子直观感受一下。请看下面的代码，先创建一个 LinearModel 的实例 model，然后 model(x) 就相当于调用 LinearModel 中的 forward 方法。

复制代码

```
model = LinearModel()
x = torch.tensor(3)
y = model(x)
```

在我们之前的课程里已经讲过，模型是通过前向传播与反向传播来计算梯度，然后更新参数的。我想学到这里，应该没有几个人会愿意去写反向传播和梯度更新之类的代码吧。

这个时候 PyTorch 的优点就体现出来了，当你训练时，PyTorch 的求导机制会帮你自动完成这些令人头大的计算。

除了刚才讲过的内容，关于初始化方法 __init__，你还需要关注的是，**必须调用父类的构造方法才可以**，也就是这行代码：

```
1 super().__init__()
```

因为在 nn.Module 的 __init__() 中，会初始化一些有序的字典与集合。这些集合用来存储一些模型训练过程的中间变量，如果不初始化 nn.Module 中的这些参数的话，模型就会报下面的错误。

```
1 AttributeError: cannot assign parameters before Module.__init__() call
```

模型的训练

我们的模型定义好之后，还没有被训练。要想训练我们的模型，就需要用到损失函数与优化方法，这一部分前面课里（如果你感觉陌生的话，可以回顾 11 ~ 13 节课）已经学过了，所以现在我们直接看代码就可以了。

这里选择的是 MSE 损失与 SGD 优化方法。

```
1  model = LinearModel()
2  # 定义优化器
3  optimizer = torch.optim.SGD(model.parameters(), lr=1e-4, weight_decay=1e-2, mo
4
5  y_train = torch.tensor(y_train, dtype=torch.float32)
6  for _ in range(1000):
7      input = torch.from_numpy(x_train)
8      output = model(input)
9      loss = nn.MSELoss()(output, y_train)
10     model.zero_grad()
11     loss.backward()
12     optimizer.step()
```

经过 1000 个 Epoch 的训练以后，我们可以打印出模型的 weight 与 bias，看看是多少。

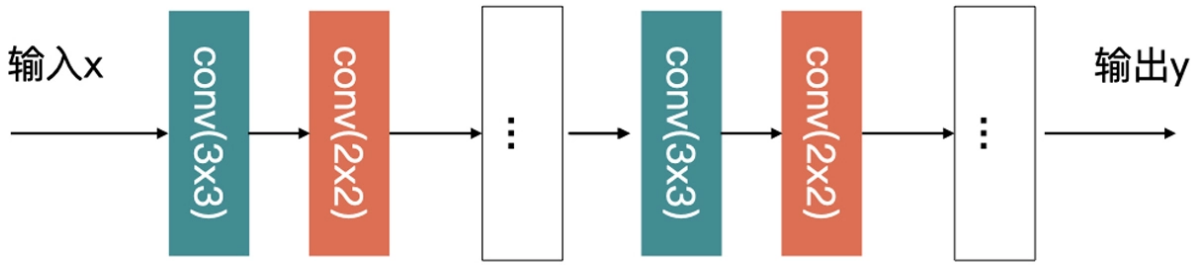
对于一个模型的**可训练**的参数，我们可以通过 named_parameters() 来查看，请看下面代码。

```
for parameter in model.named_parameters():
  print(parameter)
# 输出：
('weight', Parameter containing:
tensor([2.0071], requires_grad=True))
('bias', Parameter containing:
tensor([3.1690], requires_grad=True))
```

复制代码

可以看到，weight 是 2.0071，bias 是 3.1690，你再回头对一下我们创建训练数据的 w 与 b，它们是不是一样呢？

我们刚才说过，继承一个 nn.Module 之后，可以定义自己的网络模型。Module 同样可以作为另外一个 Module 的一部分，被包含在网络中。比如，我们要设计下面这样的一个网络：



极客时间

观察图片很容易就会发现，在这个网络中有大量重复的结构。上图中的 3x3 与 2x2 的卷积组合，按照我们开篇的讲解的话，我们需要把每一层卷积都定义到 __init__()，然后再在 forward 中定义好执行方法就可以了，例如下面的伪代码：

```
class CustomModel(nn.Module):
  def __init__(self):
    super().__init__()
    self.conv1_1 = nn.Conv2d(in_channels=1, out_channels=3, kernel_size=3, pad
    self.conv1_2 = nn.Conv2d(in_channels=3, out_channels=1, kernel_size=2, pad
```

复制代码

```
    ...
    self.conv_m_1 = nn.Conv2d(in_channels=1, out_channels=3, kernel_size=3, pa
    self.conv_m_2 = nn.Conv2d(in_channels=3, out_channels=1, kernel_size=2, pa
    ...
    self.conv_n_1 = nn.Conv2d(in_channels=1, out_channels=3, kernel_size=3, pa
    self.conv_n_2 = nn.Conv2d(in_channels=3, out_channels=1, kernel_size=2, pa

  def forward(self, input):
    x = self.conv1_1(input)
    x = self.conv1_2(x)
    ...
    x = self.conv_m_1(x)
    x = self.conv_m_2(x)
    ...
    x = self.conv_n_1(x)
    x = self.conv_n_2(x)
    ...
    return x
```

其实这部分重复的结构完全可以放在一个单独的 module 中，然后，在我们模型中直接调用这部分即可，具体实现你可以参考下面的代码：

复制代码

```
class CustomLayer(nn.Module):
  def __init__(self, input_channels, output_channels):
    super().__init__()
    self.conv1_1 = nn.Conv2d(in_channels=input_channels, out_channels=3, kerne
    self.conv1_2 = nn.Conv2d(in_channels=3, out_channels=output_channels, kern

  def forward(self, input):
    x = self.conv1_1(input)
    x = self.conv1_2(x)
    return x

```

然后呢，CustomModel 就变成下面这样了：

复制代码

```
class CustomModel(nn.Module):
  def __init__(self):
    super().__init__()
    self.layer1 = CustomLayer(1 , 1)
    ...
    self.layerm = CustomLayer(1 , 1)
    ...
```

```
    self.layern = CustomLayer(1 , 1)

  def forward(self, input):
    x = self.layer1(input)
    ...
    x = self.layerm(x)
    ...
    x = self.layern(x)
    ...
    return x
```

熟悉深度学习的同学，一定听过残差块、Inception 块这样的多层的一个组合。你没听过也没关系，在图像分类中我还会讲到。这里你只需要知道，这种多层组合的结构是类似的，对于这种组合，我们就可以用上面的代码的方式实现。

模型保存与加载

我们训练好的模型最终的目的，就是要为其他应用提供服务的，这就涉及到了模型的保存与加载。

模型保存与加载的话有两种方式。PyTorch 模型的后缀名一般是 pt 或 pth，这都没有关系，只是一个后缀名而已。我们接着上面的回归模型继续讲模型的保存与加载。

方式一：只保存训练好的参数

第一种方式就是只保存训练好的参数。然后加载模型的时候，你需要通过代码加载网络结构，然后再将参数赋予网络。

只保存参数的代码如下所示：

复制代码

```
torch.save(model.state_dict(), './linear_model.pth')
```

第一个参数是模型的 state_dict，而第二个参数要保存的位置。

代码中的 state_dict 是一个字典，在模型被定义之后会自动生成，存储的是模型**可训练**的参数。我们可以打印出线性回归模型的 state_dict，如下所示：

复制代码

```
model.state_dict()
输出：OrderedDict([('weight', tensor([[2.0071]])), ('bias', tensor([3.1690]))])
```

加载模型的方式如下所示：

复制代码

```
# 先定义网络结构
linear_model = LinearModel()
# 加载保存的参数
linear_model.load_state_dict(torch.load('./linear_model.pth'))
linear_model.eval()
for parameter in linear_model.named_parameters():
  print(parameter)
输出：
('weight', Parameter containing:
tensor([[2.0071]], requires_grad=True))
('bias', Parameter containing:
tensor([3.1690], requires_grad=True))
```

这里有个 model.eval() 需要你注意一下，因为有些层（例如，Dropout 与 BN）在训练时与评估时的状态是不一样的，当进入评估时要执行 model.eval()，模型才能进入评估状态。这里说的评估不光光指代评估模型，也包括模型上线时候时的状态。

方式二：保存网络结构与参数

相比第一种方式，这种方式在加载模型的时候，不需要加载网络结构了。具体代码如下所示：

复制代码

```
# 保存整个模型
torch.save(model, './linear_model_with_arc.pth')
# 加载模型，不需要创建网络了
linear_model_2 = torch.load('./linear_model_with_arc.pth')
linear_model_2.eval()
for parameter in linear_model_2.named_parameters():
  print(parameter)
# 输出：
('weight', Parameter containing:
tensor([[2.0071]], requires_grad=True))
('bias', Parameter containing:
tensor([3.1690], requires_grad=True))
```

这样操作以后，如果你成功输出了相应数值，而且跟之前保存的模型的参数一致，就说明加载对了。

使用 Torchvison 中的模型进行训练

我们前面说过，Torchvision 提供了一些封装好的网络结构，我们可以直接拿过来使用。但是并没有细说如何使用它们在我们的数据集上进行训练。今天，我们就来看看如何使用这些网络结构，在我们自己的数据上训练我们自己的模型。

再说微调

其实，Torchvision 提供的模型最大的作用就是当作我们训练时的预训练模型，用来加速我们模型收敛的速度，这就是所谓的微调。

对于微调，最关键的一步就是之前讲的**调整最后全连接层输出的数目**。Torchvision 中只是对各大网络结构的复现，而不是对它们进行了统一的封装，所以在修改全连接层时，不同的网络有不同的修改方法。

不过你也别担心，这个修改并不复杂，你只需要打印出网络结构，就可以知道如何修改了。我们接下来以 AlexNet 为例带你尝试一下如何微调。

前面讲 Torchvision 的时候其实提到过一次微调，那个时候说的是固定整个网络的参数，只训练最后的全连接层。今天我再给你介绍另外一种微调的方式，那就是修改全连接层之后，整个网络都重新开始训练。只不过，这时候要使用预训练模型的参数作为初始化的参数，这种方式更为常用。

接下来，我们就看看如何使用 Torchvision 中模型进行微调。

首先，导入模型。代码如下：

复制代码

```
1 import torchvision.models as models
2 alexnet = models.alexnet(pretrained=True)
```

这一步如果你不能“科学上网”的话，可能会比较慢。你可以先根据命令中提示的 url 手动下载，然后使用今天讲的模型加载的方式加载预训练模型，代码如下所示：

复制代码

```
import torchvision.models as models
alexnet = models.alexnet()
alexnet.load_state_dict(torch.load('./model/alexnet-owt-4df8aa71.pth'))
```

为了验证加载是否成功，我们让它对下图进行预测：

代码如下：

复制代码

```
from PIL import Image
import torchvision
import torchvision.transforms as transforms

im = Image.open('dog.jpg')

transform = transforms.Compose([
    transforms.RandomResizedCrop((224,224)),
    transforms.ToTensor(),
    transforms.Normalize(mean=[0.485, 0.456, 0.406], std=[0.229, 0.224, 0.225]
    ])

input_tensor = transform(im).unsqueeze(0)
alexnet(input_tensor).argmax()
输出：263
```

运行了前面的代码之后，对应到 ImageNet 的类别标签中可以找到，263 对应的是 Pembroke（柯基狗），这就证明模型已经加载成功了。

这个过程中有两个重点你要留意。

首先，因为 Torchvision 中所有图像分类的预训练模型，它们都是在 ImageNet 上训练的。所以，输入数据需要是 3 通道的数据，也就是 shape 为 (B, 3, H, W) 的 Tensor，B 为 batchsize。我们需要使用均值为[0.485, 0.456, 0.406]，标准差为[0.229, 0.224, 0.225]对数据进行正规化。

另外，从理论上说，大部分的经典卷积神经最后采用全连接层（也就是机器学习中的感知机）进行分类，这也导致了网络的输入尺寸是固定的。但是，在 Torchvision 的模型可以接受任意尺寸的输入的。

这是因为 Torchvision 对模型做了优化，有的网络是在最后的卷积层采用了全局平均，或者采用的是全卷积网络。这两种方式都可以让网络接受在最小输入尺寸基础之上，任意尺度的输入。这一点，你现在可能认识得还不够清楚，不过别担心，以后我们学习完图像分类理论之后，你会理解得更加透彻。

我们回到微调这个主题。正如刚才所说，训练一个 AlexNet 需要的数据必须是三通道数据。所以，在这里我使用了 CIFAR-10 公开数据集举例。

CIFAR-10 数据集一共有 60000 张图片构成，共 10 个类别，每一类包含 6000 图片。每张图片为 32x32 的 RGB 图片。其中 50000 张图片作为训练集，10000 张图片作为测试集。

可以说 CIFAR-10 是非常接近真实项目数据的数据集了，因为真实项目中的数据通常是 RGB 三通道数据，而 CIFAR-10 同样是三通道数据。

我们用之前讲的 make_grid 方法，将 CIFAR-10 的数据打印出来，代码如下：

复制代码

```
cifar10_dataset = torchvision.datasets.CIFAR10(root='./data',
                                               train=False,
                                               transform=transforms.ToTensor(),
                                               target_transform=None,
                                               download=True)
# 取32张图片的tensor
tensor_dataloader = DataLoader(dataset=cifar10_dataset,
                               batch_size=32)
data_iter = iter(tensor_dataloader)
img_tensor, label_tensor = data_iter.next()
print(img_tensor.shape)
grid_tensor = torchvision.utils.make_grid(img_tensor, nrow=16, padding=2)
grid_img = transforms.ToPILImage()(grid_tensor)
display(grid_img)
```

请注意，上述代码中的 transform，我为了打印图片只使用了 transform.ToTensor() 输出图片，结果如下所示：

这里我特别说明一下，因为这个训练集的数据都是 32x32 的，所以你现在看到的就是原图效果，图片大小并不影响咱们的学习。

下面我们要做的是修改全连接层，直接 print 就可以打印出网络结构，代码如下：

复制代码

```
print(alexnet)
输出：
AlexNet(
  (features): Sequential(
    (0): Conv2d(3, 64, kernel_size=(11, 11), stride=(4, 4), padding=(2, 2))
    (1): ReLU(inplace=True)
    (2): MaxPool2d(kernel_size=3, stride=2, padding=0, dilation=1, ceil_mode=F
    (3): Conv2d(64, 192, kernel_size=(5, 5), stride=(1, 1), padding=(2, 2))
    (4): ReLU(inplace=True)
    (5): MaxPool2d(kernel_size=3, stride=2, padding=0, dilation=1, ceil_mode=F
    (6): Conv2d(192, 384, kernel_size=(3, 3), stride=(1, 1), padding=(1, 1))
    (7): ReLU(inplace=True)
    (8): Conv2d(384, 256, kernel_size=(3, 3), stride=(1, 1), padding=(1, 1))
    (9): ReLU(inplace=True)
```

```
    (10): Conv2d(256, 256, kernel_size=(3, 3), stride=(1, 1), padding=(1, 1))
    (11): ReLU(inplace=True)
    (12): MaxPool2d(kernel_size=3, stride=2, padding=0, dilation=1, ceil_mode=
  )
  (avgpool): AdaptiveAvgPool2d(output_size=(6, 6))
  (classifier): Sequential(
    (0): Dropout(p=0.5, inplace=False)
    (1): Linear(in_features=9216, out_features=4096, bias=True)
    (2): ReLU(inplace=True)
    (3): Dropout(p=0.5, inplace=False)
    (4): Linear(in_features=4096, out_features=4096, bias=True)
    (5): ReLU(inplace=True)
    (6): Linear(in_features=4096, out_features=1000, bias=True)
  )
)
```

可以看到，最后全连接层输入是 4096 个单元，输出是 1000 个单元，我们要把它修改为输出是 10 个单元的全连接层（CIFR10 有 10 类）。代码如下：

复制代码

```
# 提取分类层的输入参数
fc_in_features = alexnet.classifier[6].in_features

# 修改预训练模型的输出分类数
alexnet.classifier[6] = torch.nn.Linear(fc_in_features, 10)
print(alexnet)
输出：
AlexNet(
  (features): Sequential(
    (0): Conv2d(3, 64, kernel_size=(11, 11), stride=(4, 4), padding=(2, 2))
    (1): ReLU(inplace=True)
    (2): MaxPool2d(kernel_size=3, stride=2, padding=0, dilation=1, ceil_mode=F
    (3): Conv2d(64, 192, kernel_size=(5, 5), stride=(1, 1), padding=(2, 2))
    (4): ReLU(inplace=True)
    (5): MaxPool2d(kernel_size=3, stride=2, padding=0, dilation=1, ceil_mode=F
    (6): Conv2d(192, 384, kernel_size=(3, 3), stride=(1, 1), padding=(1, 1))
    (7): ReLU(inplace=True)
    (8): Conv2d(384, 256, kernel_size=(3, 3), stride=(1, 1), padding=(1, 1))
    (9): ReLU(inplace=True)
    (10): Conv2d(256, 256, kernel_size=(3, 3), stride=(1, 1), padding=(1, 1))
    (11): ReLU(inplace=True)
    (12): MaxPool2d(kernel_size=3, stride=2, padding=0, dilation=1, ceil_mode=
  )
  (avgpool): AdaptiveAvgPool2d(output_size=(6, 6))
  (classifier): Sequential(
    (0): Dropout(p=0.5, inplace=False)
    (1): Linear(in_features=9216, out_features=4096, bias=True)
    (2): ReLU(inplace=True)
```

```
    (3): Dropout(p=0.5, inplace=False)
    (4): Linear(in_features=4096, out_features=4096, bias=True)
    (5): ReLU(inplace=True)
    (6): Linear(in_features=4096, out_features=10, bias=True)
  )
)
```

这时，你可以发现输出就变为 10 个单元了。

接下来就是在 CIFAR-10 上，使用 AlexNet 作为预训练模型训练我们自己的模型了。首先是数据读入，代码如下：

复制代码

```
transform = transforms.Compose([
    transforms.RandomResizedCrop((224,224)),
    transforms.ToTensor(),
    transforms.Normalize(mean=[0.485, 0.456, 0.406], std=[0.229, 0.224, 0.225]
    ])
cifar10_dataset = torchvision.datasets.CIFAR10(root='./data',
                                       train=False,
                                       transform=transform,
                                       target_transform=None,
                                       download=True)
dataloader = DataLoader(dataset=cifar10_dataset, # 传入的数据集，必须参数
                                batch_size=32,       # 输出的batch大小
                                shuffle=True,       # 数据是否打乱
                                num_workers=2)      # 进程数，0表示只有主进程
```

这里需要注意的是，我更改了 transform，并且将图片 resize 到 224x224 大小。这个尺寸是 Torchvision 中推荐的一个最小训练尺寸。模型就是我们修改后的 AlexNet，之后的训练跟我们之前讲的是一样的。

先定义优化器，代码如下：

复制代码

```
optimizer = torch.optim.SGD(alexnet.parameters(), lr=1e-4, weight_decay=1e-2,
```

然后开始模型训练，是不是感觉后面的代码很眼熟，没错，它跟我们之前讲的一样：

复制代码

```
# 训练3个Epoch
for epoch in range(3):
    for item in dataloader:
        output = alexnet(item[0])
        target = item[1]
        # 使用交叉熵损失函数
        loss = nn.CrossEntropyLoss()(output, target)
        print('Epoch {}, Loss {}'.format(epoch + 1 , loss))
        #以下代码的含义，我们在之前的文章中已经介绍过了
        alexnet.zero_grad()
        loss.backward()
        optimizer.step()
```

这里用到的微调方式，就是所有参数都需要进行重新训练。

而第一种方式（固定整个网络的参数，只训练最后的全连接层），只需要在读取完预训练模型之后，将全连接层之前的参数全部锁死即可，也就是让他们无法训练，我们模型训练时，只训练全连接层就行了，其余一切都不变。代码如下所示：

复制代码

```
alexnet = models.alexnet()
alexnet.load_state_dict(torch.load('./model/alexnet-owt-4df8aa71.pth'))
for param in alexnet.parameters():
    param.requires_grad = False
```

说到这里，我们的模型微调就讲完了，你可以自己动手试试看。

总结

今天的内容，主要是围绕如何自己搭建一个网络模型，我们介绍了 nn.Module 模块以及围绕它的一些方法。

根据这讲我分享给你的思路，之后如果你有什么想法时，就可以快速搭建一个模型进行训练和验证。

其实，实际的开发中，我们很少会自己去构建一个网络，绝大多数都是直接使用前人已经构建好的一些经典网络，例如，Torchvision 中那些模型。当你去看一些还没有被封装到

PyTorch 的模型的时候，今天所学的内容就能够帮你直接借鉴前人的工作结果，训练属于自己的模型。

最后，我再结合自己的学习研究经验，给有兴趣了解更多深度学习知识的同学提供一些学习线索。目前我们只讲了卷积层，对于一个网络还有很多其余层，比如 Dropout、Pooling 层、BN 层、激活函数等。Dropout 函数、Pooling 层、激活函数相对比较好理解，BN 层可能稍微复杂一些。

另外，细心的小伙伴应该发现了，我们在打印 AlexNet 网络结构中的时候，它的一部分是使用 nn.Sequential 构建的。**nn.Sequential 是一种快速构建网络的方式**，有了这节课的知识作储备，弄懂这个方式你会觉得非常简单，也推荐你去看看。

每课一练

请你自己构建一个卷积神经网络，基于 CIFAR-10，训练一个图像分类模型。因为还没有学习图像分类原理，所以我先帮你写好了网络的结构，需要你补全数据读取、损失函数 (交叉熵损失) 与优化方法（SGD）等部分。

复制代码

```
class MyCNN(nn.Module):
    def __init__(self):
        super().__init__()
        self.conv1 = nn.Conv2d(3, 16, kernel_size=3)
        # conv1输出的特征图为222x222大小
        self.fc = nn.Linear(16 * 222 * 222, 10)

    def forward(self, input):
        x = self.conv1(input)
        # 进去全连接层之前，先将特征图铺平
        x = x.view(x.shape[0], -1)
        x = self.fc(x)
        return x
```

欢迎你在留言区和我交流讨论。如果这节课对你有帮助，也推荐你顺手分享给更多的同事、朋友，跟他一起学习进步。

分享给需要的人，Ta订阅后你可得 20 元现金奖励

生成海报并分享

赞 1 提建议

© 版权归极客邦科技所有，未经许可不得传播售卖。 页面已增加防盗追踪，如有侵权极客邦将依法追究其法律责任。

上一篇 加餐 | 机器学习其实就那么几件事

下一篇 15 | 可视化工具：如何实现训练的可视化监控？

更多学习推荐

精选留言 (10)

写留言

vcjmhg
2021-11-16

```
class MyCNN(nn.Module):
    def __init__(self):
        super().__init__()
        self.conv1 = nn.Conv2d(3, 16, kernel_size=3)
        # conv1输出的特征图为222x222大小...
```

展开

clee
2021-11-16

调整之后，可以正常训练了，但是测试数据的时候我发现有些图片分类会有问题，比如狗和猫，鹿和马就容易分类错误，这是因为欠拟合吗？应该如何优化？

展开

作者回复: hi。
CIFAR10的图片比较小，猫和狗、鹿和马比较像，一部分图片预测错误是可以接受的。可以在下面尝试1之后，用验证集评估一下模型精确与召回，看看是否为一个可接受的结果，如果是的话，那部分图片分错是没问题的。

可以做如下尝试：
1. 把train=Fasle改为True。我为了讲解方便直接使用验证集训练的。

```
cifar10_dataset = torchvision.datasets.CIFAR10(root='./data',
                                               train=False,
                                               transform=transform,
                                           target_transform=None,
                                               download=True)
```

2. 把学习率调小一点试试。^^

zhaobk
2021-11-15

#图像分类

```
class MyCNN(nn.Module):
    def __init__(self):
        super().__init__()
        self.conv1 = nn.Conv2d(3, 16, kernel_size=3)...
```

展开

作者回复: hi，zhaobk，你好。谢谢你的留言。
看代码似乎没有问题。
CIFAR10的图片比较小，猫和狗比较像，一部分图片预测错误是可以接受的。可以把cifar10_dataset = torchvision.datasets.CIFAR10中的train改为True试一试，我为了方便直接用测试集作为训练集了。

cab
2021-11-14

请问一下为什么PyTorch中的AlexNet网络结构与论文中的不一样呢？

作者回复: hi，cab。感谢你的留言。因为改过之后可以接受任意尺度（在可以正常前向传播的情况下）的输入。

马克图布
2021-11-12

代码：

import torch
import torch.nn as nn
import torchvision…
展开

作者回复: hi，马克图布。👍👍👍👍👍👍^^，厉害。

马克图布
2021-11-12

思考：

使用 `nn.CrossEntropyLoss` 作为 loss function 时，会自动在网络最后添加 `nn.LogSoftmax` 和 `nn.nLLLos`，因此不用再在 fc 层后面手动添加 Softmax 层；
…
展开

作者回复: 你好，马克图布，感谢你的留言。
对，内置了Softmax。

均值[0.485, 0.456, 0.406]，标准差[0.229, 0.224, 0.225]
是ImageNet的均值与标准差。torchvision中的模型都是在ImageNet上训练的。

clee
2021-11-12

```
import torch
import torch.nn as nn
from torch.utils.data import DataLoader
from torchvision import transforms
import torchvision…
```

展开

作者回复: hi, clee。
原因是学习率设置有点大了，我用0.0001训练了是ok的。

使用optim.SGD(net.parameters())（1个模型对应1个优化器）初始化的时候。
self.optimizer.zero_grad()与self.model.zero_grad()是一样的。

如果1个优化器对应多个模型的时候，就要具体情况具体分析了。如果直接optimizer.zero_grad()的话，就会把所有模型的梯度清零。

loss.backward()与optimizer.step() 是不同的作用。
loss.backward()是算完loss之后进行反向梯度传播，这个过程之后梯度会记录在变量中。
optimizer.step() 是用计算的梯度去做优化。

共 2 条评论 >

Geek_8cfc4c
2021-11-12

有个神奇问题，我在mac上跑模型训练loss感觉没有收敛的迹象
用linux机器跑就收敛了……
版本号都是一样的……
这可能是什么问题呢？

展开

作者回复: 不应该啊，一模一样的代码和数据吗？我似乎也没什么线索。。。。

王珅
2021-11-12

```
from PIL import Image
import torchvision
import torchvision.transforms as transforms
import torch
```

from torch.utils.data import DataLoader…
展开

作者回复: 你好，不是运气好^^。CIFAR10比较简单，10个Epoch应该差不多。

共 2 条评论

Geek_8cfc4c
2021-11-12

对于本节课有几个问题不太明白还望赐教 （ pytorch版本'1.10.0' ）

1. 模型训练那 部分
`y_train = torch.tensor(y_train, dtype=torch.float32).unsqueeze(0)`
unsqueeze的意义是啥呢？ (y_train本来size是Size([30])正好和x_train匹配)…
展开

作者回复: 你好，谢谢你的留言。
关于unsqueeze()。你说的对。这是有点多余，等我给去掉。

关于模型版本。恩，是的，torchvision版本不同，模型会重新训练。

模型地址在https://github.com/pytorch/vision/blob/release/0.10/torchvision/models/alexnet.py#L11

你可以切换不同的版本看看。

共 2 条评论